



UNIVERSIDAD DE LA RIOJA

TRABAJO FIN DE ESTUDIOS

Título

Estimación de la producción de uva en el viñedo mediante técnicas de visión artificial

Autor/es

FERNANDO DAVID TORIBIO VALDÉS

Director/es

MANUEL JAVIER TARDÁGUILA LASO y MARÍA PAZ DIAGO SANTAMARÍA ,

Facultad

Facultad de Ciencia y Tecnología

Titulación

Grado en Enología

Departamento

AGRICULTURA Y ALIMENTACIÓN

Curso académico

2017-18



Estimación de la producción de uva en el viñedo mediante técnicas de visión artificial, de FERNANDO DAVID TORIBIO VALDÉS

(publicada por la Universidad de La Rioja) se difunde bajo una Licencia Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 3.0 Unported.

Permisos que vayan más allá de lo cubierto por esta licencia pueden solicitarse a los titulares del copyright.

© El autor, 2018

© Universidad de La Rioja, 2018

publicaciones.unirioja.es

E-mail: publicaciones@unirioja.es



UNIVERSIDAD DE LA RIOJA

Facultad de Ciencia y Tecnología

TRABAJO FIN DE GRADO

Grado en Titulación

Estimación de la producción de uva en el viñedo mediante
técnicas de visión artificial
(Estimation of grape production in the vineyard using
computer vision techniques)

Realizado por:

Fernando David Toribio Valdés

Tutelado por:

Manuel Javier Tardáguila Laso

María Paz Diago Santamaría

Logroño, Febrero, 2018

ÍNDICE

Agradecimientos	1
0. Resumen	2
0. Abstract.....	3
1. Introducción	4
Estimación clásica de la producción de uva	4
Aplicación de nuevas tecnologías en viticultura.....	5
Aplicación de la visión artificial en viticultura	7
2. Objetivos.....	11
3. Materiales y métodos.....	12
Viñedo comercial.....	12
Estimación de la producción de uva por visión artificial	15
Estimación clásica de la producción de uva	21
Determinación de la producción final de uva	22
4. Resultados y discusión	23
Componentes de la producción de uva	23
Estimación de la producción de uva en diferentes variedades de vid	26
5. Conclusiones	42
6. Bibliografía.....	43

AGRADECIMIENTOS

Al grupo de investigación Televitis, en especial a mis tutores Javier y María Paz, por ofrecerme los medios y el apoyo para desarrollar este trabajo.

A todas las personas que forman Abacela winery. Earl y Hilda, por permitirme realizar el estudio en sus viñedos, y también Chris y Andrew por la ayuda durante la elaboración del trabajo. Gracias Earl además por "salvar mi vida" aquel fatídico primer día tomando fotos.

A mis padres, mis hermanos y Dulcinea, por estar siempre ahí apoyando de todos los modos posibles.

A Estanislao y Victoria por ofrecerme su casa y su apoyo cuando lo he necesitado.

0. RESUMEN

La estimación de la producción de uva es clave para el sector vitivinícola. El objetivo de este Trabajo de Fin de Grado fue el estudio de un nuevo método basado en visión artificial para estimar la producción de uva en el viñedo.

En este trabajo se ha aplicado un método de visión artificial que ha permitido determinar el número de bayas totales por racimo a través de imágenes tomadas antes del cierre del racimo. Este nuevo método se ha aplicado en 10 viñedos comerciales de 8 variedades de vid (*Vitis vinifera* L.) localizados en el estado de Oregón (EEUU). Además se ha comparado con un método clásico de estimación de la producción y con la producción final de los viñedos.

Con el nuevo método se estimaron los componentes del racimo: número de bayas del racimo y peso de la baya, además de su variación. Esto permitió una estimación temprana del rendimiento en condiciones de campo en diferentes viñedos y variedades de forma aceptable.

La estimación mediante visión artificial es un método nuevo y alternativo de estimación de la producción por planta y por hectárea de una forma no destructiva para la industria vitivinícola.

0. ABSTRACT

The estimation of grape production is key for the vine and wine sector. The objective of this article was the study of a new method based in computer vision for estimating the grape production in vineyard.

In this final degree project, a method of computer vision has been applied, which has allowed to determine the number of total berries per cluster with images taken before the closure of the cluster. This new method has been applied in 10 commercial vineyards of 8 vine varieties (*Vitis vinifera* L.) located in the state of Oregon (USA). It has also been compared with a classical method of estimation of production and with the final production of the vineyards.

The new method estimated the cluster components: number of berries per cluster and the berry weight, in addition of its variation. This allowed an early estimation of yield under field conditions in different vineyards and varieties in an acceptable way.

The estimation by computer vision is a new and alternative method of estimation of production per plant and per hectare in a non-destructive way for the vine and wine industry.

1. INTRODUCCIÓN

ESTIMACIÓN CLÁSICA DE LA PRODUCCIÓN DE UVA

La historia de la viticultura ha sido marcada por un objetivo principal: el aumento de la producción del viñedo (Martínez de Toda, 2011). En general, el viñedo era poco productivo, con un material vegetal sin seleccionar, de poca fertilidad, con tamaño de racimo pequeño, y cultivado en suelos de baja fertilidad y baja disponibilidad hídrica. En estas condiciones, la prioridad vitícola fundamental era aumentar el rendimiento productivo. Hoy, la situación vitícola ha cambiado sustancialmente. Hay muchos viñedos excesivamente productivos en los que interesa modular la producción de uva, obtener racimos de un peso y compacidad menores. De ahí surge que la regulación de la producción de una forma eficaz y competitiva sea cada vez más una cuestión de mayor importancia, y muy especialmente, a medida que se crece la presión por producir uva de calidad de forma consistente y a unos costes sostenibles (Blanco, 2014).

Se puede afirmar con certeza, aunque a groso modo, que la producción es un factor directamente proporcional a la calidad, ya que afecta a la cantidad de uva que la planta tiene que madurar, el tamaño de las bayas, la compacidad y aireamiento, la exposición de los racimos, e incluso derivado de estos factores, la sanidad de la fruta.

Además, en el escenario de los antiguos países productores de vino, la producción es un factor que se encuentra regulado legalmente. Así, junto a la estrecha relación con la calidad, la predicción de la producción adquiere una gran importancia en todo el sector vitivinícola. A lo que además se le suman los contratos de compra-venta de uva, la organización interna de las bodegas en cuanto al destino de su producción, etc.

Es por esto que todas las bodegas se han visto siempre obligadas a realizar una estimación de la producción, que comenzó con el método “antiguo”, donde a través de la observación del viñedo y la experiencia a lo largo de los años, se realizaba una aproximación muy a groso modo de la que el viticultor pensaba que sería la producción de la parcela. Hoy

en día, el método clásico utilizado consiste en la estimación directa del peso de racimos, que junto con el número de racimos por cepa dan la producción estimada por planta.

APLICACIÓN DE NUEVAS TECNOLOGÍAS EN VITICULTURA

La agricultura, una práctica desarrollada por el ser humano durante el Neolítico como evolución de la recolección de los frutos y plantas silvestres. Transmitida por generaciones y mejorada a través de la experiencia en su uso a lo largo de los años, hasta el día de hoy, donde la mayoría de las técnicas usadas son tradiciones y en algunos casos se utilizan de manera repetitiva como algo establecido.

Pero actualmente la agricultura se encuentra en un punto de evolución, hacia la agricultura de precisión a través de nuevas tecnologías. Ésta se sostiene en la gran variabilidad de condiciones a las que se someten los cultivos, y es que, si los cultivos no se encuentran en el mismo suelo, clima y son de una variedad distinta, la lógica dice que no deberían ser tratados de igual modo, ya que su desarrollo será distinto.

En un sector tan competitivo como es el vitivinícola, donde un producto de calidad debe estar sustentado sobre un proceso y una materia prima de calidad, surge la viticultura de precisión, que consiste en la gestión diferenciada de los viñedos considerando la gran variabilidad de éstos, tratando a cada cultivo de forma individual, midiendo sus necesidades y adaptándose a estas.

Esto es posible gracias a las nuevas tecnologías que permiten la identificación de esta variabilidad, que sumado a la experiencia en el cultivo de las variedades en los distintos suelos, permiten obtener una mayor eficacia tanto desde el punto de vista productivo, reduciendo costes y aumentando la producción, como desde el punto de vista cualitativo.

Dentro de estas nuevas tecnologías se encuentran los sensores no invasivos y la visión artificial.

Sensores no invasivos

La monitorización tradicional del viñedo requiere gran cantidad de trabajo, debido al uso de procedimientos manuales (Smart & Robinson, 1991). La variabilidad espacial asociada al viñedo requiere un manejo específico del lugar para obtener la mejor calidad y producción del viñedo (Millán, 2017).

El uso de sensores rápidos y no invasivos que pueden ser montados en plataformas móviles para realizar mediciones sobre la marcha permite una medición precisa de la variabilidad interna del viñedo, el siguiente paso en la monitorización del viñedo será el uso de robots para una monitorización autónoma.

Hay dos tipos de sensores básicos que pueden ser aplicados a distancia: sensores activos y pasivos. Los sensores activos emiten algún tipo de energía y perciben la reflexión de esta energía en la superficie (Jones & Vaughan, 2010). Los sensores pasivos miden la energía reflejada originada por una fuente externa como puede ser el sol y además pueden medir diferentes rangos del espectro electromagnético dependiendo de la aplicación (Millán, 2017). Una cámara térmica (Figura 1) sería un ejemplo de este tipo de sensores.



Figura 1. Cámara térmica montada sobre un quad para la determinación en continuo del estado hídrico del viñedo. Equipo y fotografía pertenecientes al grupo de investigación Televitis de la Universidad de la Rioja.

Además esta información obtenida a través de cualquier tipo de sensor puede asociarse a un posicionamiento geográfico, permitiendo situar físicamente la variabilidad interna del viñedo.

APLICACIÓN DE LA VISIÓN ARTIFICIAL EN VITICULTURA

Visión artificial

Visión artificial es un conjunto de técnicas asociadas a la inteligencia artificial, cuyo objetivo es permitir a un ordenador “entender” una imagen o más precisamente “la construcción de la descripción explícita y significativa de objetos físicos a partir de imágenes” (Ballard & Brown, 1982).

Los pasos más usuales del funcionamiento de esta tecnología son los siguientes (Szeliski, 2011):

- Adquisición de imágenes: Pueden usarse gran cantidad de sensores y configuraciones de captura (por ejemplo: iluminación, control de escena, ópticos) en función de la aplicación.
- Pre-procesamiento: Incluye reducción del ruido, mejora del contraste y otras transformaciones para mejorar la imagen y simplificar su procesamiento.
- Detección/Segmentación: Algunas partes de la imagen son seleccionadas como relevantes para su posterior procesamiento.
- Extracción de características: Diferentes características como líneas, bordes, puntos de interés o forma/textura pueden ser extraídas.
- Procesamiento de alto nivel: Este procesamiento está limitado a objetos segmentados e incluye la estimación de parámetros específicos o el reconocimiento de parámetros.
- Toma de decisiones: La decisión final requerida por la aplicación puede ser generada a través de los datos extraídos.

Aplicación en viticultura

La visión artificial ya se aplica de forma extendida en otros sectores de la agricultura para reducir costes de producción y manipulación del producto, dando lugar a una mayor competitividad en las empresas que recurren a esta tecnología (Cubero et al, 2011). Sin embargo, en viñedo aún están en desarrollo diversas aplicaciones basadas en la visión artificial como la predicción de cosecha (Nuske et al, 2014), método que se puede observar en la Figura 2, o el control del estado del cultivo (Sáiz-Rubio & Rovira-Más, 2012).

Uno de los puntos fuertes de esta tecnología, es que puede ser utilizada con medios muy asequibles, que la mayor parte de los viticultores ya posee, que es cualquier cámara RGB, como la incluida en todos los smartphones de hoy en día.



(a) Traminette



(b) Traminette - Berry detections



(e) Flame Seedless



(f) Flame Seedless - Berry detections

Figura 2. Ejemplo de imágenes mostrando detección de bayas mediante visión artificial en diferentes variedades de vid (Nuske et al, 2014).

Estimación de la producción de uva por técnicas de visión artificial

El tamaño y peso de la baya son dos parámetros clave en la calidad tanto en uva de mesa como de vinificación (Cubero et al, 2014). Estos parámetros no solo tienen un gran impacto en la arquitectura del racimo, sino que además tienen gran influencia en el estado sanitario del mismo (Tardáguila et al, 2010).

La producción de cada planta viene dada por varios factores, la variación en la producción es una consecuencia de (Nuske et al, 2011):

- Número de racimos por cepa (60% de la variación de la producción)
- Número de bayas por racimo (30% de la variación de la producción)
- Peso de las bayas (10% de la variación de la producción).

Esto supone que, obteniendo una estimación certera del número de racimos por cepa y el número de bayas por racimo, quedaría cubierta una estimación del 90% de la variación de la producción de cada viñedo específico, siendo el peso de las bayas el menor de los factores en cuanto a importancia en esta estimación.

Un ejemplo de estas nuevas tecnologías es el algoritmo desarrollado por el grupo Televitis (Millán et al, 2017), que al igual que la aplicada en este trabajo, obtiene el número de bayas de los racimos a través de la visión artificial, pero a través de una imagen de dicho racimo durante la floración (Figura 3). Este algoritmo además ha sido trasladado en forma de aplicación para el sistema operativo Android en smartphones, bajo el nombre de VitisFlower. Esta permite realizar el conteo del número de bayas por racimo de manera rápida y precisa de un gran número de racimos con un esfuerzo mínimo, una tarea que de forma manual no sería factible realizar si se trata de un gran número de muestras.

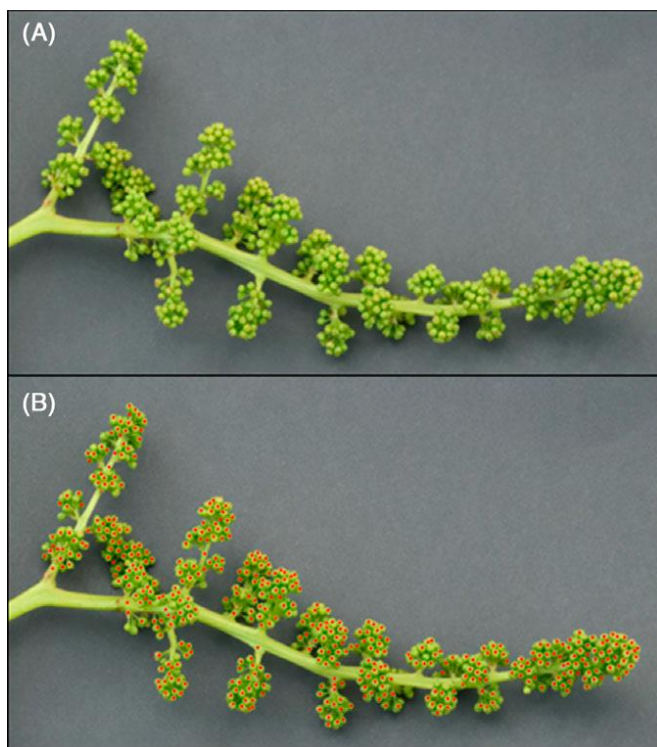


Figura 3. Ilustración de los resultados obtenidos a través del algoritmo de análisis de imagen para la detección de flores de vid desarrollado por el grupo de investigación Televitis (Universidad de la Rioja): (A) imagen original de una inflorescencia de la variedad Airén tomada en condiciones de campo; (B) flores detectadas por el algoritmo marcadas con puntos sobre la imagen original (Millán et al, 2017).

2. OBJETIVOS

Estudiar la producción de uva por el nuevo método de estimación mediante visión artificial en viñedos de diferentes variedades de vid (*Vitis vinifera* L.) en condiciones de campo.

Además se han establecido dos objetivos específicos:

1. Estudiar los componentes productivos del racimo, es decir número de bayas y peso del racimo en diferentes variedades de vid.
2. Analizar la nueva tecnología para la determinación de la producción en diferentes variedades de vid.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

VIÑEDO COMERCIAL

El viñedo comercial, en el cual se realizó el estudio, estaba situado al sur de Oregón (EEUU) (Figura 4), más concretamente en el Valle de Umpqua, y formaba parte de la bodega Abacela Winery, que contaba con un total de 31 hectáreas de viñedo.

El viñedo estaba compuesto de diferentes zonas con diferentes suelos, en los que la geometría del terreno además aportaba diferentes orientaciones con distintas pendientes, dando lugar a una diferencia en la Suma Térmica de unas 700-800 unidades entre las parcelas más cálidas y las más frías. Esto les permitía cultivar exitosamente diversas variedades con diferentes exigencias climáticas, donde todas las parcelas son sometidas a un riego deficitario controlado.

Estos datos se tomaron en el año 2017, concretamente en 8 parcelas de 8 variedades distintas, dos de las cuales además estaban subdivididas en dos clones diferentes, lo que significa que se contó con 10 viñedos.

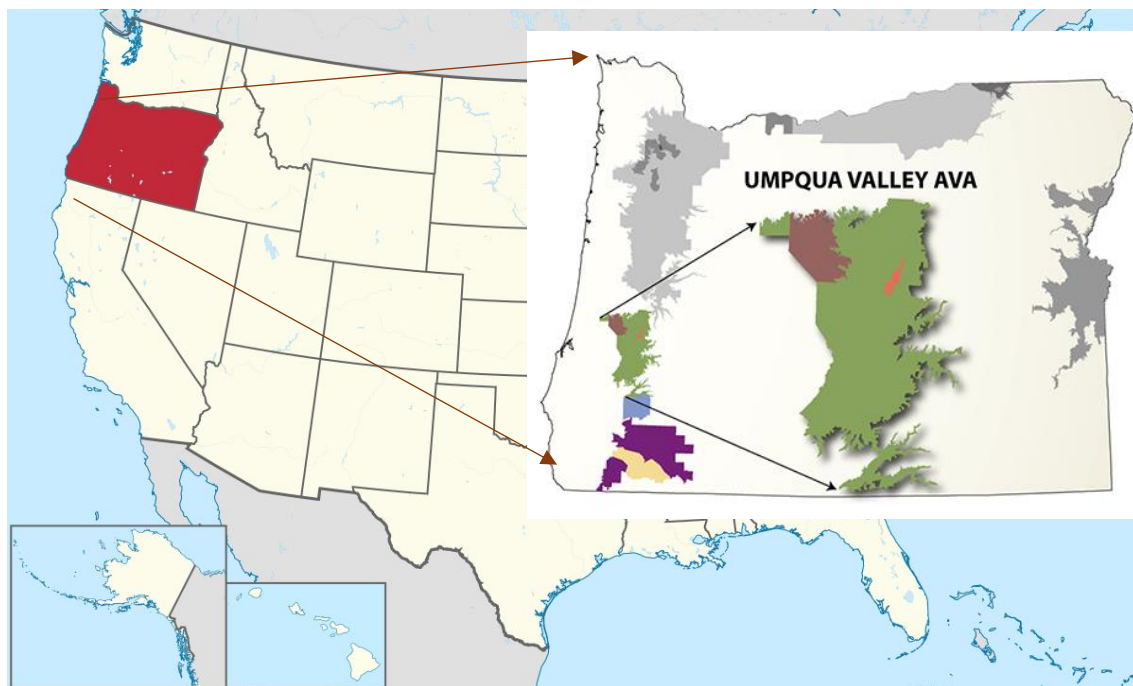


Figura 4. Mapa de Estados Unidos, resaltado en rojo el estado de Oregón y situación del valle de Umpqua en Oregón, donde se realizó el estudio experimental.

En la Tabla 1 se muestran las principales características de los viñedos comerciales.

Tabla 1. Resumen de las características de los viñedos comerciales y variedades estudiadas en el presente Trabajo de Fin de Grado, pertenecientes a la bodega Abacela, situada en Oregón (EEUU).

Variedad	Tipo de suelo	Inclinación de suelo	Sistema de conducción	Alineación	Superficie	Clon	Año de injerto	Portainjerto	Año de plantación
Albariño	Rocoso	Noreste, Ligera	Doble cordón (Espaldera)	NO-SE	1,05 ha	Portugués		4453 Malegue	2009-2010
Cabernet Sauvignon	Guijarros	Sur, Grande (40%)	Doble cordón (Espaldera)	N-S	0,28 ha	Francés	2009	Tempranillo PF	2000
Garnacha	Guijarros	Sureste, Notable	Doble cordón (Espaldera)	NE-SO	0,49 ha	Alban		420 a Millardet y de Grasset	2009
Graciano	Rocoso	Plano	Doble cordón (Espaldera)	N-S	400 m ²	Español		Pie Franco	1995
Malbec	Rocoso	Sureste, Ligera	Doble cordón (Espaldera)	NE-SO	0,39 ha	04		3309 Couderc	1995
Malbec	Rocoso	Sureste, Ligera	Doble cordón (Espaldera)	NE-SO	0,12 ha	09	2007	3309 Couderc y 5C Teleki	1995
Merlot	Guijarros	Plano	Doble cordón (Espaldera)	N-S	0,64 ha	Francés		3309 Couderc, 5C Teleki y 4453 Malegue	1997
Syrah	Guijarros	Sur, Ligera	Doble cordón (Espaldera)	N-S	0,57 ha	Francés		3309 Couderc	1995
Tempranillo	Guijarros	Este, Ligera	Doble cordón (Espaldera)	N-S	0,80 ha	01, Rioja		4453 Malegue	2010
Tempranillo	Guijarros	Este, Ligera	Doble cordón (Espaldera)	N-S	0,51 ha	12, Ribera del Duero		4453 Malegue	2010

Albariño

Se realizaron despunte y deshojado en la zona de los racimos de la cara norte. No se realizó ningún aclareo de racimos.

Cabernet Sauvignon

Se realizaron despunte y deshojado en la zona de los racimos de la cara este. No se realizó ningún aclareo de racimos.

Una parcela muy heterogénea en cuanto a producción, donde se encontraban gran cantidad de faltas y la carga de uva de cada planta era muy dispar.

Garnacha

Se realizaron despunte, deshojado en la zona de los racimos de la cara noroeste y dos aclareos de racimos para reducir la producción, al que se le sumó un tercer aclareo realizado al final del envero, donde se eliminaron los racimos que se mantenían verdes parcialmente.

Graciano

Se realizaron despunte, deshojado en la zona de los racimos de la cara noroeste y un aclareo de racimos para reducir la producción, al que se le sumó un segundo aclareo realizado al final del envero, donde se eliminaron los racimos que se mantenían verdes parcialmente.

Malbec

Se realizaron despunte, deshojado en la zona de los racimos de la cara noroeste y aclareo de racimos para reducir la producción.

Merlot

Se realizaron despunte, deshojado en la zona de los racimos de la cara este y aclareo de racimos para reducir la producción.

Syrah

Se realizaron despunte, deshojado en la zona de los racimos de la cara este y aclareo de racimos para reducir la producción.

Tempranillo

Se realizaron despunte, deshojado en la zona de los racimos de la cara este y aclareo de racimos para reducir la producción.

Cabe destacar la afección por millerandage en esta variedad, que pudo afectar en la estimación por visión artificial negativamente. Esta afección causó que, en bastantes racimos de la variedad, la mayoría de las bayas quedaran con un tamaño muy inferior al del resto.

ESTIMACIÓN DE LA PRODUCCIÓN DE UVA POR VISIÓN ARTIFICIAL

Determinación del número de bayas por racimo

El número de bayas por racimo se determinó aplicando un nuevo método no destructivo basado en visión artificial.

Este nuevo método ha permitido, mediante la aplicación del nuevo algoritmo desarrollado por el grupo de investigación Televitis (Aquino et al, 2017) en imágenes de racimos, obtener el número de bayas de cada uno de los racimos fotografiados con una cámara RGB.

La adquisición y procesamiento de estas imágenes de racimos se realizó en condiciones de campo y se detalla en un apartado más adelante. Se tomaron 3 racimos por planta de 40 plantas por viñedo de un modo aleatorio y representativo.

Estimación del peso medio de la baya

Mediante estimación directa se tomó el peso de la baya a través de un muestreo de 200 bayas, tomado en torno a 30-35 días antes de la vendimia, con 18-20 °Brix. Para ello se realizó un recorrido en zigzag aleatorio y representativo, tomando entre 5-10 bayas por planta muestreada (mismo número en todas las plantas de la misma parcela), tomando éstas de diferentes racimos de diferentes zonas: comienzo, centro y extremo del brazo; y dentro de los racimos en diferentes partes: hombros, centro o extremo, y zona exterior e interior.

Cabe destacar que en el caso del viñedo de la variedad Graciano, el peso medio de la baya se obtuvo a partir de dos pequeñas parcelas, que aunque se encuentran separadas, se muestrearon como si se tratase de una sola. Una de las dos parcelas es el viñedo que se ha utilizado en este estudio, el cual es más joven y vigoroso que el perteneciente a la segunda parcela.

Este proceso se siguió en todas las variedades excepto en Albariño, donde se recurrió a fuentes bibliográficas. Así pues, de acuerdo con el estudio realizado por Pita Sors (1991), en el mayor conjunto de sus poblaciones estudiadas de la variedad Albariño, representando un 31,64 % de las mismas, obtuvo que el peso del grano se encontraba entre 1,2-

1,3 gramos. Por ello, para este estudio se tomó un valor de 1,25 gramos por baya.

Peso del racimo

El peso de cada racimo muestreado se obtuvo multiplicando el número de bayas adquirido mediante visión artificial por el peso medio de la baya de cada parcela.

Además, con el peso de los racimos de cada una de las plantas identificadas (3 racimos por planta), se obtuvo el peso medio del racimo de cada planta.

Determinación del número de racimos por planta

Se contó manualmente número de racimos de cada una de las 40 plantas identificadas previamente en la ficha de datos (Figura 8).

Producción de uva por planta

La producción de uva de cada planta muestreada se obtuvo multiplicando el número de racimos correspondiente por el peso medio del racimo de dicha planta.

A través de este dato se obtuvo:

- Producción media de uva por planta, de cada parcela.
- Producción de uva total por parcela: multiplicando la producción media de uva por planta por el número de plantas por parcela.
- Producción de uva por hectárea: dividiendo la producción de uva por parcela entre la superficie de la parcela en hectáreas.

Adquisición de imágenes

Se tomaron fotografías de los racimos en el estado fenológico tamaño guisante, para posteriormente estimar el número de bayas mediante un algoritmo.

Para ello se utilizó un Smartphone Motorola modelo Moto X Play, que dispone de una cámara con un sensor de 21 megapíxeles (5248 x 3936), autofocus y una lente con una apertura focal f/2.0.

Para facilitar la identificación de las bayas por el algoritmo, se situó tras el racimo una cartulina de tamaño A3 y color negro, a la que previamente

se le realizó un corte en uno de los lados. De tal modo que el pedúnculo del racimo pasa por el corte y posteriormente los lados de éste pueden superponerse formando un cono y generando un fondo totalmente negro, como puede observarse en la Figura 5.



Figura 5. Ejemplo de colocación de la cartulina tras el racimo para la obtención de un fondo negro homogéneo en la adquisición de imágenes. Realizado para facilitar la determinación del número de bayas mediante el algoritmo.

Durante el desarrollo de esta actividad se siguieron ciertas pautas para conseguir un buen el rendimiento y calidad:

- Tomar las fotografías en la fecha idónea, evitando tomarlas demasiado pronto (grano tamaño pimienta) y antes del cerrado del racimo.
- Tomar las fotografías en las horas del día en las que el sol se encontrase más bajo y desde el lado de sombra, evitando así la proyección de sombras sobre las fotografías.

- Realizar una fotografía aleatoria tras tomar las tres fotografías de cada planta, para identificarlas más fácilmente a la hora de renombrarlas en el ordenador.

Procesado de imágenes

Esta operación fue realizada en colaboración con el grupo TeleVitis, utilizando una nueva tecnología de visión artificial, de tal modo que se procesaron las 960 imágenes, obteniendo el número de bayas de cada uno de los racimos fotografiados.

Esta tecnología se basa en un algoritmo desarrollado en MATLAB. Este realiza una serie de pasos para realizar el conteo de bayas en el racimo de cada imagen (Figura 6) (Aquino et al, 2017):

1. Establece una región de interés, que es donde se encuentra el racimo.
2. Se obtienen los candidatos de bayas (regiones identificadas como posibles bayas).
3. Para cada uno de los candidatos se ejecuta un algoritmo que calcula la probabilidad de ser una baya.
4. Se realiza un filtrado de candidatos en el que se mantienen los que superan un umbral.
5. A través de las bayas identificadas, una red neuronal calcula el número total de bayas del racimo.

En la Figura 7 se puede observar el resultado tras analizar una de las imágenes de la variedad tempranillo, con un resultado de 121 bayas.

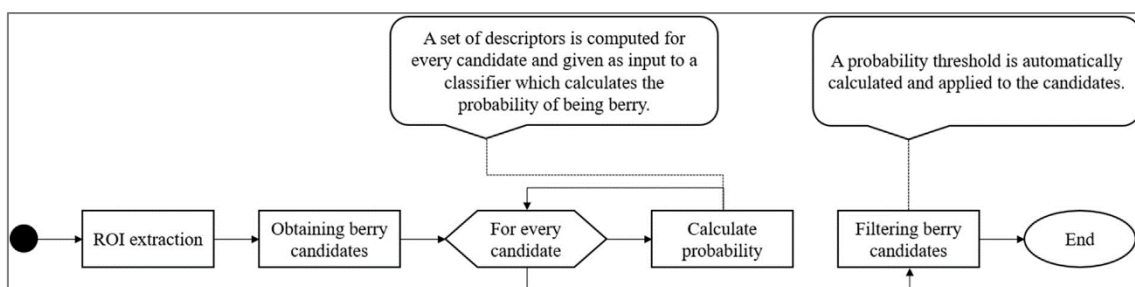


Figura 6. Diagrama de flujo del algoritmo de análisis de imagen para la detección de bayas en imágenes de racimos (Aquino et al, 2017).

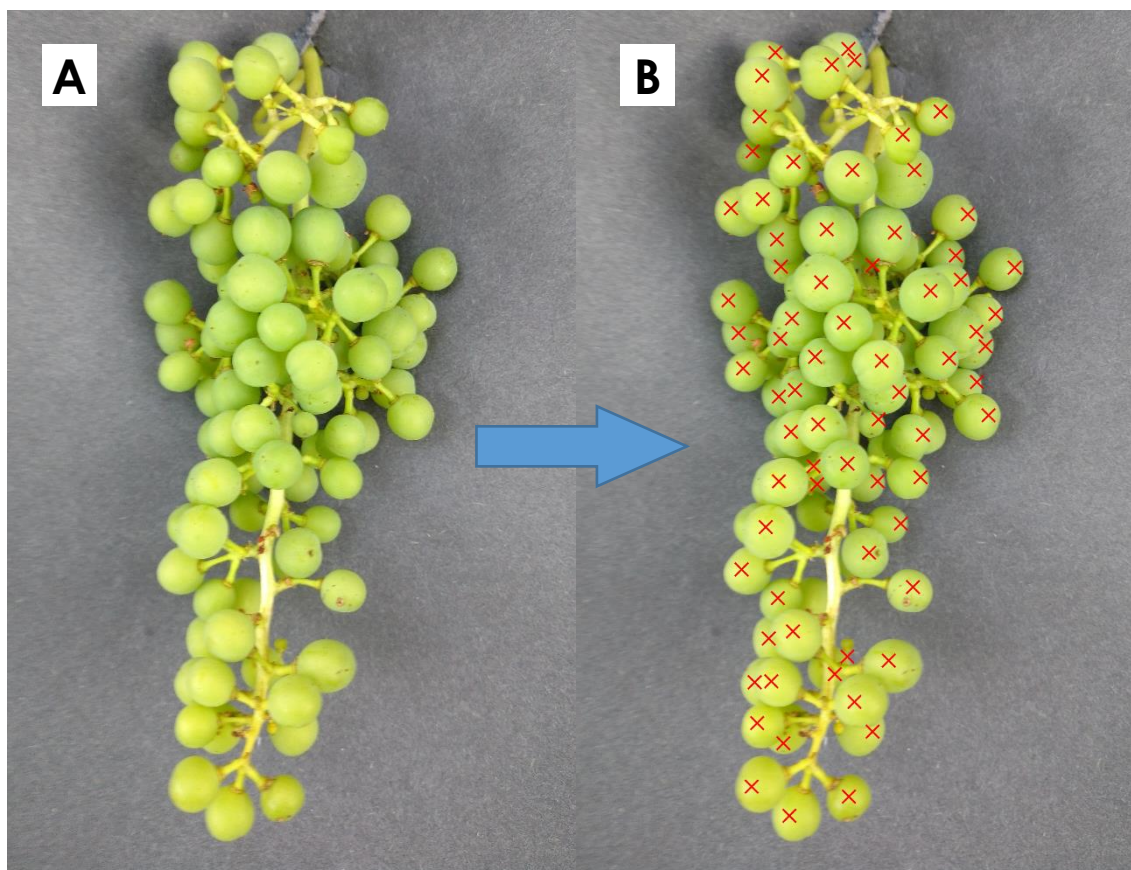


Figura 7. . Imagen de un racimo de la variedad Tempranillo, utilizada para la determinación del número de bayas en la variedad mediante visión artificial. Tomada en campo, situando una cartulina detrás para conseguir un fondo negro uniforme. (A) Imagen original y (B) bayas identificadas mediante el algoritmo marcadas automáticamente por el software con cruces rojas.

Diseño del muestreo en campo

Antes de la realización de las tomas de datos se realizó un trazado para el muestreo de cada una de las parcelas, en zigzag, de un modo aleatorio y representativo.

Tras el estado fenológico grano tamaño guisante se realizaría aclareo de racimos en la mayoría de las parcelas comerciales. Esto obligó a identificar cada una de las cepas muestreadas. Así, tras los aclareos, se tomó el número de racimos por planta de las mismas cepas muestreadas durante la toma de fotografías. Para esto se generó una ficha de recogida de datos con la información general de cada parcela, la identificación de cada planta, el número de racimos y además cuadros para marcar las cepas fotografiadas y espacio para anotaciones (Figura 8).

Bloque / Variedad:					
Área (ha):		Nº Plantas:		Nº líneas:	
✓	Nº Planta	Línea	Posición en línea	Nº Racimos / Planta	Grupos entre postes
	1				
	2				
	3				
	4				
	5				
	6				
	7				
	8				
	9				
	10				
	11				
	12				
	13				
	14				
	15				
	16				
	17				
	18				
	19				
	20				
	21				
	22				
	23				
	24				
	25				
	26				
	27				
	28				
	29				
	30				
	31				
	32				
	33				
	34				
	35				
	36				
	37				
	38				
	39				
	40				

Figura 8. Ficha de toma de datos en viñedo utilizada para la identificación de cada planta y el conteo manual del número de racimos.

ESTIMACIÓN CLÁSICA DE LA PRODUCCIÓN DE UVA

Determinación del número de racimos por planta

Se realizó un conteo manual del número de racimos por cepa, muestreando un 5% de las plantas de la parcela. A través de este conteo se obtuvo el valor medio del número de racimos por cepa. El conteo se realizó siguiendo un recorrido en zigzag dentro de las parcelas de un modo aleatorio y representativo.

Estimación del peso medio de racimo sin raspón

Se realizó a través de una estimación directa, tomando 20 racimos por parcela, que posteriormente se pesaron conjuntamente para obtener el peso medio del racimo. Este proceso se realizó entre 1-5 días antes de la vendimia.

Puesto que la estimación de uva por visión artificial y la producción final de uva son medidas sin el raspón, a este dato se le ha aplicado un 0,96 para eliminar un 4% del peso, que se estima que es raspón.

Producción media de uva por planta

La producción media de uva por planta se obtuvo multiplicando el número de racimos por planta por el peso medio del racimo.

A través de este dato se obtuvo:

- Producción de uva total por parcela: multiplicando la producción media de uva por planta por el número de plantas por parcela.
- Producción de uva por hectárea: dividiendo la producción de uva por parcela entre la superficie de la parcela en hectáreas.

DETERMINACIÓN DE LA PRODUCCIÓN FINAL DE UVA

En la cadena de procesado de la uva, toda fue sometida a un despalillado, recogiendo en depósitos de una capacidad entre 800 – 1000 kg, donde se pesaba la producción de uva.

Sumando el peso resultante de todos los depósitos provenientes del mismo origen, ya despalillados, se recopiló la producción final de uva por parcela.

A través de este dato se obtuvo:

- Producción final de uva por planta: dividiendo la producción final de uva por parcela entre el número de plantas productivas.
- Producción final de uva por hectárea: dividiendo la producción final de uva por parcela entre la superficie de la parcela en hectáreas.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Dado que el método clásico de estimación de la producción de uva aportó datos medios por planta y el método por visión artificial los aportó por racimo, se estableció trabajar los resultados de forma genérica en *producción de uva por planta*.

COMPONENTES DE LA PRODUCCIÓN DE UVA

En la Tabla 2 se han recogido todos los datos obtenidos a través de la nueva metodología de estimación mediante visión artificial por variedad. Y aunque no forma parte del objetivo principal, el conjunto de datos que aportó este método fue de gran ayuda para apreciar las diferencias tanto entre los distintos clones de la misma variedad, como entre las diferentes variedades estudiadas.

Resultó muy visual a la hora de apreciar las diferencias de las variedades en cuanto a sus racimos, y se pudieron observar datos como que Cabernet Sauvignon poseía los racimos más pequeños, tanto en número de bayas como en dimensión de las mismas. Y el clon 12 de Tempranillo por otro lado tenía los racimos más grandes, también tanto en número de bayas como en dimensión de las mismas. Aunque, observando la correlación entre el peso de la baya y el número de bayas se apreció que no existe ninguna relación entre ambos parámetros.

Si bien se ha comentado la anterior relación, cabe destacar que tampoco existía absolutamente ninguna correlación del número de racimos por planta con el número de bayas por racimo ni con el peso de la baya.

Observando el coeficiente de variación en el peso del racimo, que está directamente relacionado con la variación en el número de bayas por racimo, se percibió una variación en torno al 25% sin mucha oscilación entre variedades. Esto es interesante teniendo en cuenta que en la mayoría de las variedades se muestreó menos de un 0,5% del total de los racimos de la parcela, mientras que en la parcela de Graciano, por su pequeño tamaño, se muestreó un 10% del total de los racimos. Aun así el

coeficiente de variación en el número de bayas por racimo en la variedad Graciano fue del 22,1% y no era siquiera el valor más bajo.

Asimismo, en cuanto al coeficiente de variación que depende del número de racimos por planta se observó esta misma tendencia: en la que sin importar la representatividad, los valores se movían en torno al 20%. Esto fue así salvo en el caso de Cabernet Sauvignon, donde ya se comentó que la gran heterogeneidad de la parcela era apreciable a simple vista.

Es interesante además destacar la situación del viñedo de Cabernet Sauvignon, en el que la variación entre sus plantas se alejó mucho de la media. Pero aunque la variación existente entre el número de bayas de cada racimo era algo alta, se mantuvo muy cercana a los valores de las otras variedades.

Atendiendo a la variación entre racimos, que en la mayoría de casos fue mayor que la variación entre plantas, se dedujo que aumentar el número de racimos por planta y disminuir el número de plantas sería positivo para el muestreo en estos casos. Lo contrario al caso del Cabernet Sauvignon, donde habría requerido un muestreo de un mayor número de plantas.

Centrando la atención finalmente en la producción de uva por planta, saltaban a la vista las grandes diferencias en la producción, tanto entre distintas variedades, como entre distintos clones de la misma variedad. Y fue así aunque estaban plantados en las mismas condiciones de suelo, clima y de labores culturales.

Tabla 2. Componentes productivos por variedad, estimados mediante visión artificial en 2017.

Variedad	Clon	Nº bayas por racimo (Estimación por visión artificial)	Peso medio de la baya* (Determinación por peso) (g)	Peso del racimo (Estimación por visión artificial) (g)	Coefficiente de variación en el peso del racimo (Estimación por visión artificial)	Nº medio de racimos por planta (Conteo directo)	Coefficiente de variación en el nº medio de racimos por planta (Conteo directo)	Producción de uva por planta (Estimación por visión artificial) (kg)	Producción de uva por hectárea (Estimación por visión artificial) (kg)
Albariño	Alvarinho	122,3 ± 30,2	1,25	152,9 ± 37,7	24,7%	33,3 ± 6,6	19,7%	5,09 ± 0,25	10952 ± 532
Cabernet Sauvignon	06	87,2 ± 26,6	0,88	76,7 ± 23,4	30,5%	19,1 ± 8,7	45,9%	1,46 ± 0,20	3931 ± 550
Garnacha	Alban	128,4 ± 42,8	1,61	206,7 ± 68,9	33,3%	21,3 ± 4,1	19,3%	4,40 ± 0,28	11846 ± 762
Graciano	02	162,8 ± 35,9	1,33	216,6 ± 47,8	22,1%	18,9 ± 3,0	15,9%	4,08 ± 0,14	5859 ± 205
Malbec	04	105,9 ± 23,5	1,61	170,6 ± 37,8	22,2%	34,9 ± 7,2	20,6%	5,95 ± 0,27	12814 ± 586
Malbec	09	146,5 ± 42,6	1,51	221,2 ± 64,2	29,0%	21,4 ± 4,1	19,0%	4,72 ± 0,26	10172 ± 561
Merlot	181	154,6 ± 34,0	1,37	211,8 ± 46,6	22,0%	17,9 ± 3,2	18,1%	3,78 ± 0,15	8139 ± 323
Syrah	01	112,5 ± 26,5	1,41	158,1 ± 37,3	23,6%	22,9 ± 5,1	22,1%	3,61 ± 0,19	7776 ± 405
Tempranillo	01	118,4 ± 27,9	2,01	237,3 ± 55,9	23,5%	21,3 ± 4,8	22,5%	5,04 ± 0,27	10857 ± 574
Tempranillo	12	136,5 ± 34,6	2,27	309,3 ± 78,5	25,4%	21,6 ± 4,9	22,5%	6,68 ± 0,38	14372 ± 820

*Todos los datos fueron estimaciones directas realizadas en campo, excepto en el caso de la variedad Albariño, que fue tomado de fuentes bibliográficas (Pita Sors, 1991).

ESTIMACIÓN DE LA PRODUCCIÓN DE UVA EN DIFERENTES VARIEDADES DE VID

Albariño

Como se puede observar en la Figura 9, en la parcela de la variedad Albariño, en la cual no se realizó ningún aclareo y aunque el peso de la baya fue tomado de otras fuentes en lugar de una estimación directa, la estimación mediante visión artificial se acerca más que la estimación clásica a la producción final de uva.

En la Figura 10 se muestra uno de los racimos de Albariño procesados mediante visión artificial.

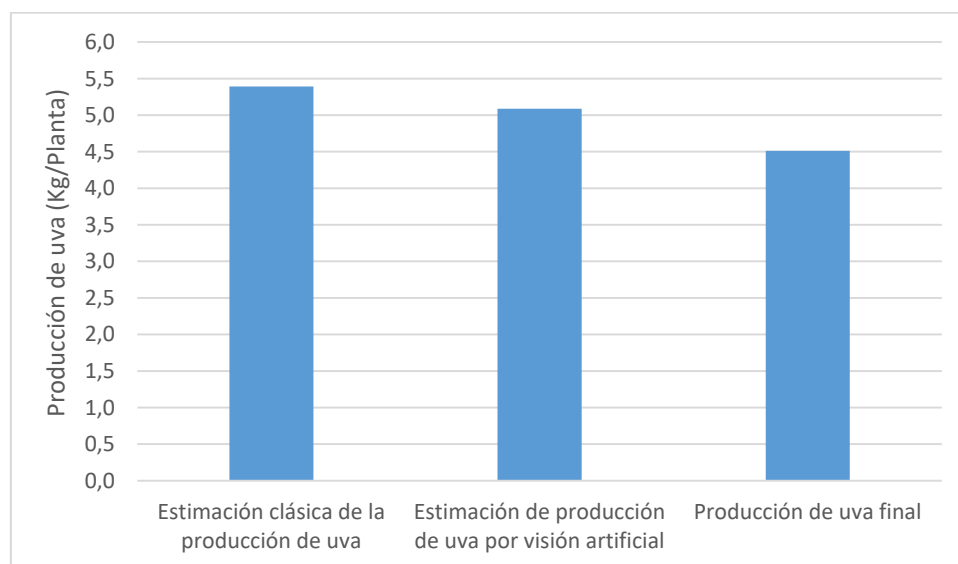


Figura 9. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Albariño (Oregón, EEUU).

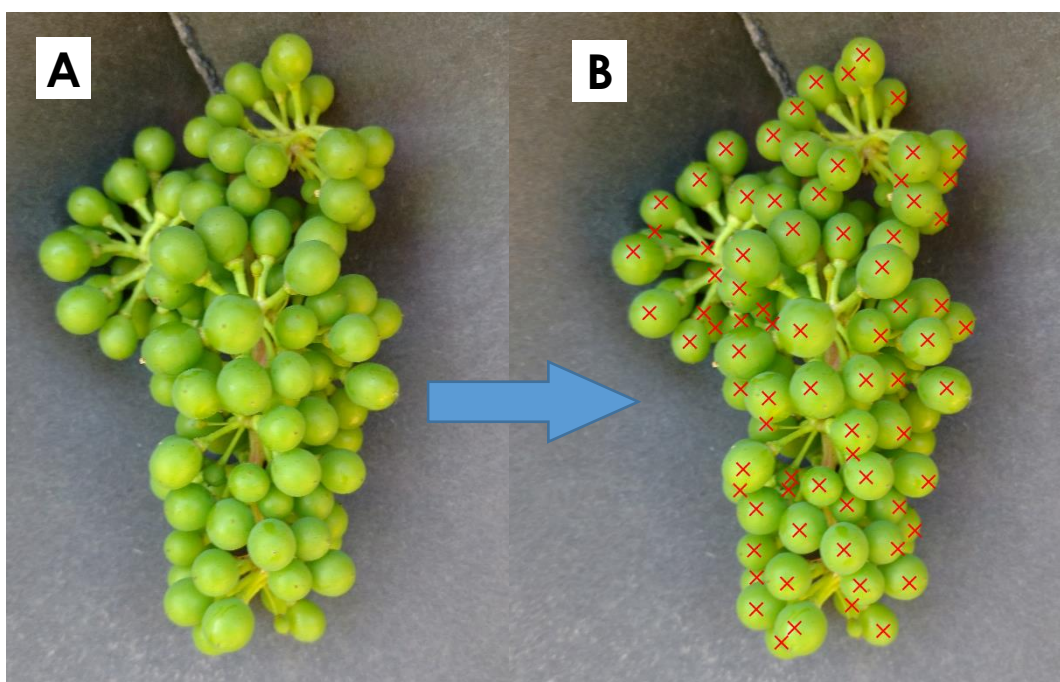


Figura 10. Imagen de un racimo de la variedad Albariño, utilizada para la determinación del número de bayas en la variedad mediante visión artificial. Tomada en campo, situando una cartulina detrás para conseguir un fondo negro uniforme. (A) Imagen original y (B) bayas identificadas mediante el algoritmo marcadas automáticamente por el software con cruces rojas.

Cabernet Sauvignon

En la Figura 11 se muestra la producción de la variedad Cabernet Sauvignon, la otra en la que no se realizó ningún tipo de aclareo, pero que se trata del viñedo más heterogéneo en cuanto a la producción de sus plantas, como ya se comentó y que se puede observar en la Tabla 2. Aquí se observa que la estimación clásica, basada en el muestreo por planta se aleja enormemente de la producción final. Pero en su lugar, la estimación de la producción por visión artificial, basada en la producción por racimo, logra dar un valor mucho más cercano al final.

En la Figura 12 se muestra uno de los racimos de Cabernet Sauvignon procesados mediante visión artificial.

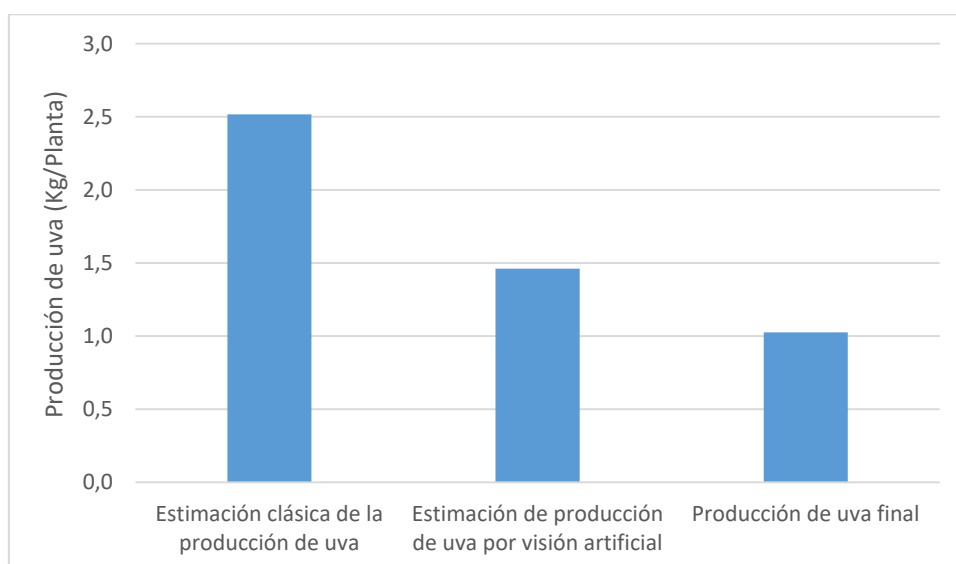


Figura 11. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Cabernet Sauvignon (Oregón, EEUU).

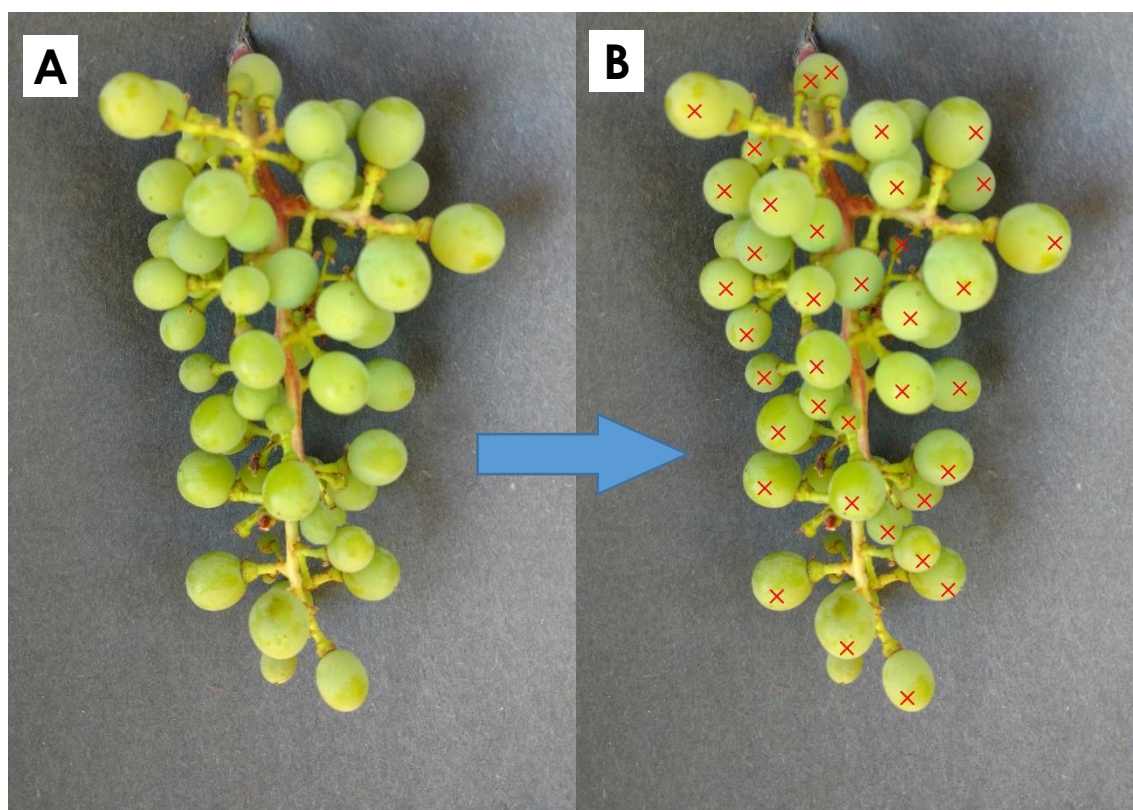


Figura 12. Imagen de un racimo de la variedad Cabernet Sauvignon, utilizada para la determinación del número de bayas en la variedad mediante visión artificial. Tomada en campo, situando una cartulina detrás para conseguir un fondo negro uniforme. (A) Imagen original y (B) bayas identificadas mediante el algoritmo marcadas automáticamente por el software con cruces rojas.

Garnacha

En el caso del viñedo comercial de la variedad Garnacha, en el que se ha realizado el mayor número de aclareos de racimos, en un viñedo que partía de una gran variabilidad entre sus racimos (Tabla 2), la estimación clásica de la producción es más certera que por visión artificial (Figura 13).

En la Figura 14 se muestra uno de los racimos de Garnacha procesados mediante visión artificial.

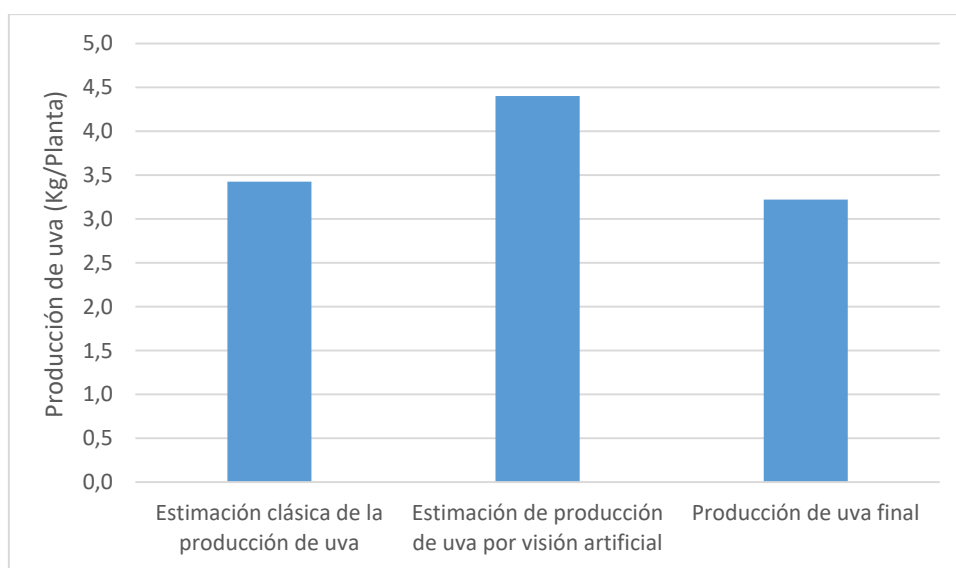


Figura 13. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Garnacha (Oregón, EEUU).

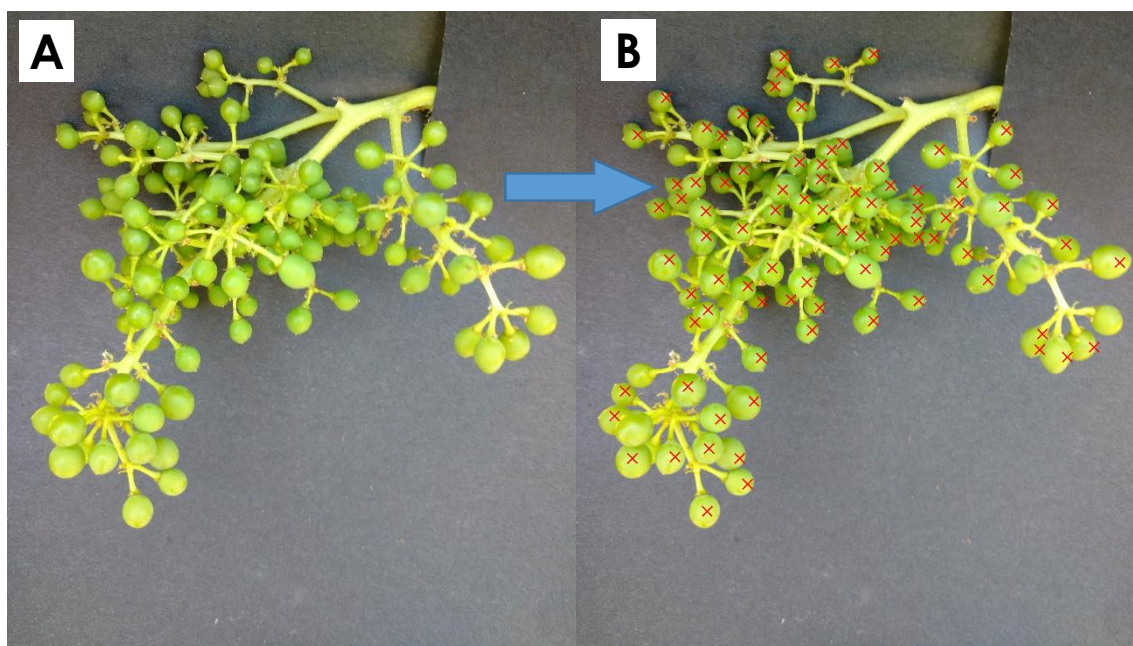


Figura 14. Imagen de un racimo de la variedad Garnacha, utilizada para la determinación del número de bayas en la variedad mediante visión artificial. Tomada en campo, situando una cartulina detrás para conseguir un fondo negro uniforme. (A) Imagen original y (B) bayas identificadas mediante el algoritmo marcadas automáticamente por el software con cruces rojas.

Graciano

En la comparación de estimaciones de la producción de uva el viñedo comercial de la variedad Graciano (Figura 15) se observa que la realizada por el método de visión artificial es algo más cercana a la producción final que la estimación clásica. También cabe destacar que es el único caso en el que la estimación de la producción de uva por visión artificial da un valor menor a la producción de uva final. Esto es atribuible al muestreo del peso de la baya, que como ya se comentó, no fue un dato tomado exclusivamente de la parcela, sino que se realizó conjuntamente con un viñedo más viejo y mucho menos vigoroso.

En la Figura 16 se muestra uno de los racimos de Graciano procesados mediante visión artificial.

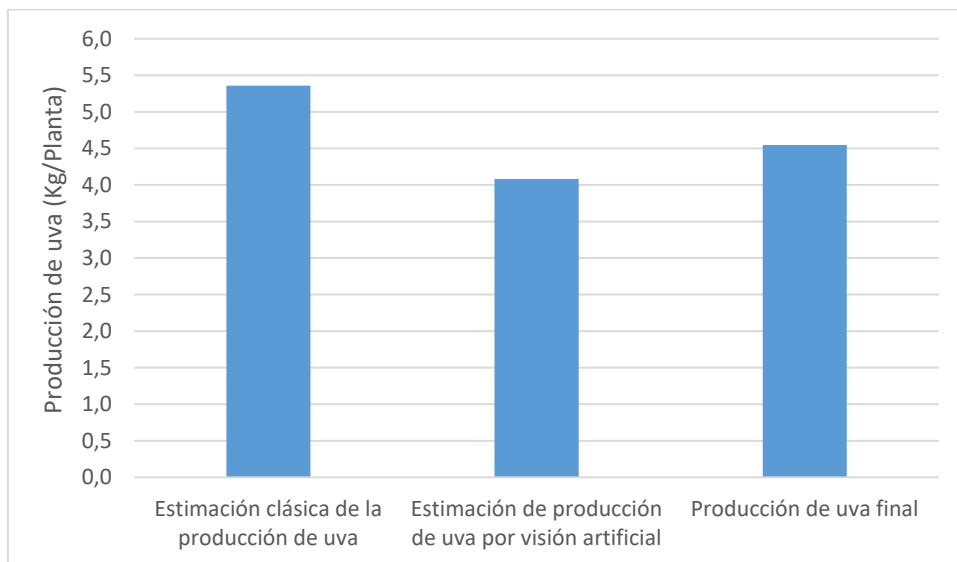


Figura 15. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Graciano (Oregón, EEUU).

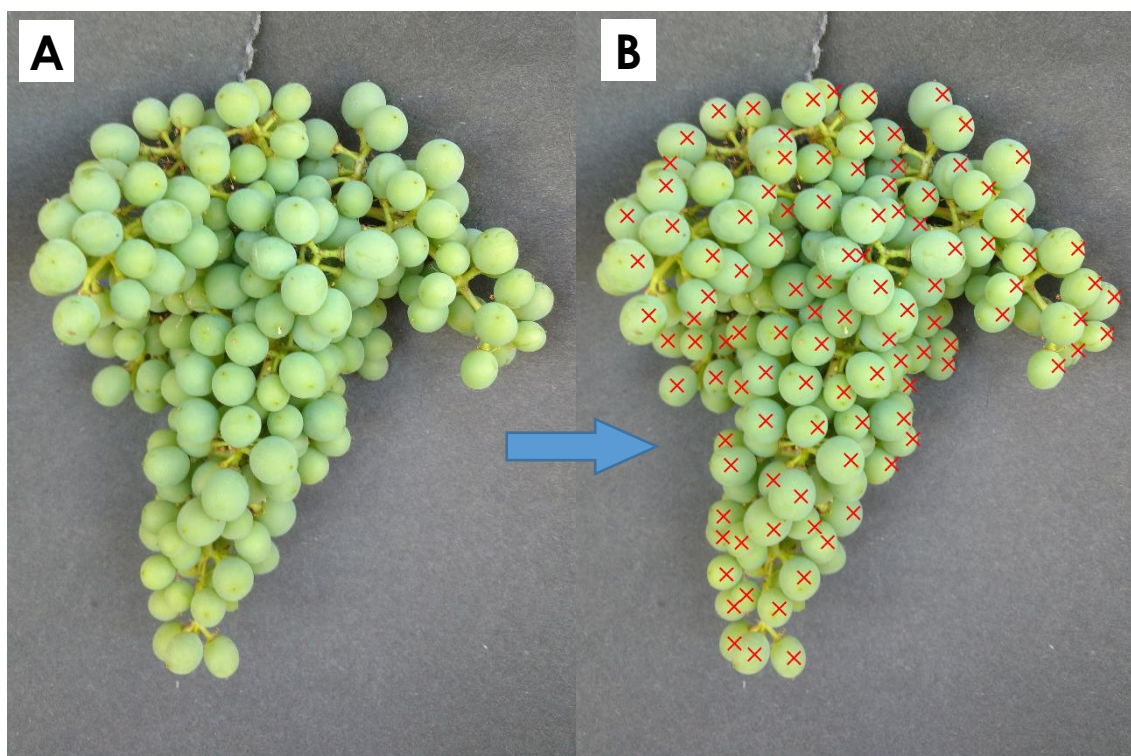


Figura 16. Imagen de un racimo de la variedad Graciano, utilizada para la determinación del número de bayas en la variedad mediante visión artificial. Tomada en campo, situando una cartulina detrás para conseguir un fondo negro uniforme. (A) Imagen original y (B) bayas identificadas mediante el algoritmo marcadas automáticamente por el software con cruces rojas.

Malbec

En los dos clones tratados de la variedad Malbec se logra una mejor estimación de la producción de uva a través del método de visión artificial, comparado con el método clásico de estimación de la producción (Figura 17 y Figura 18), con el que se han obtenido grandes desviaciones en cuanto a la producción de uva final tanto por encima (clon 04), como por debajo (clon 09).

En la Figura 19 se muestra uno de los racimos de Malbec, más concretamente del clon 04, procesados mediante visión artificial.

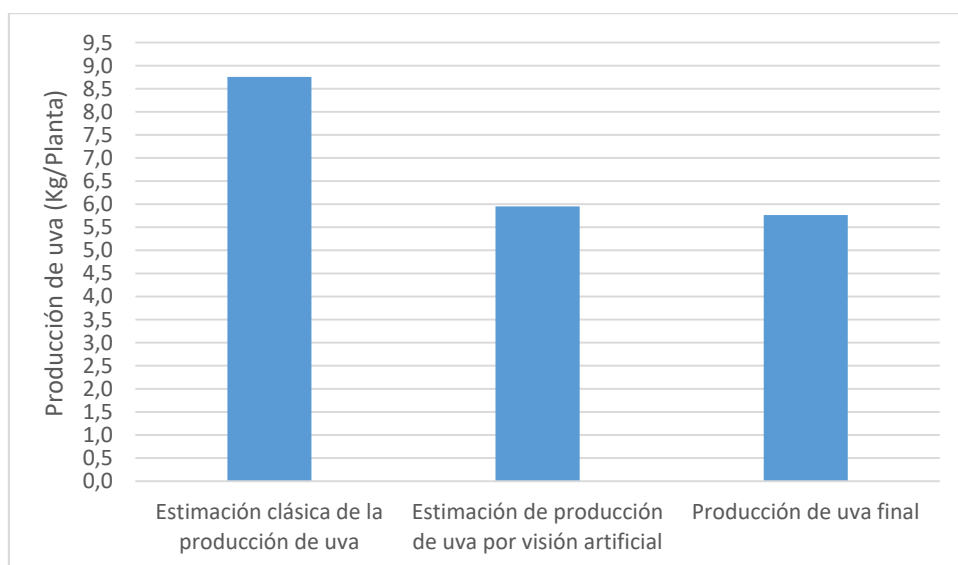


Figura 17. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Malbec, clon 04 (Oregón, EEUU).

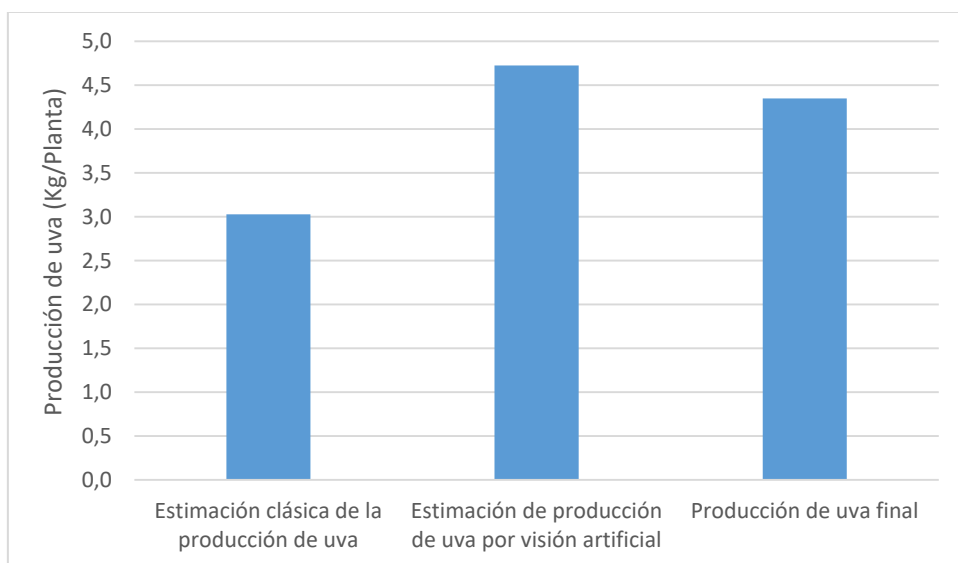


Figura 18. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Malbec, clon 09 (Oregón, EEUU).

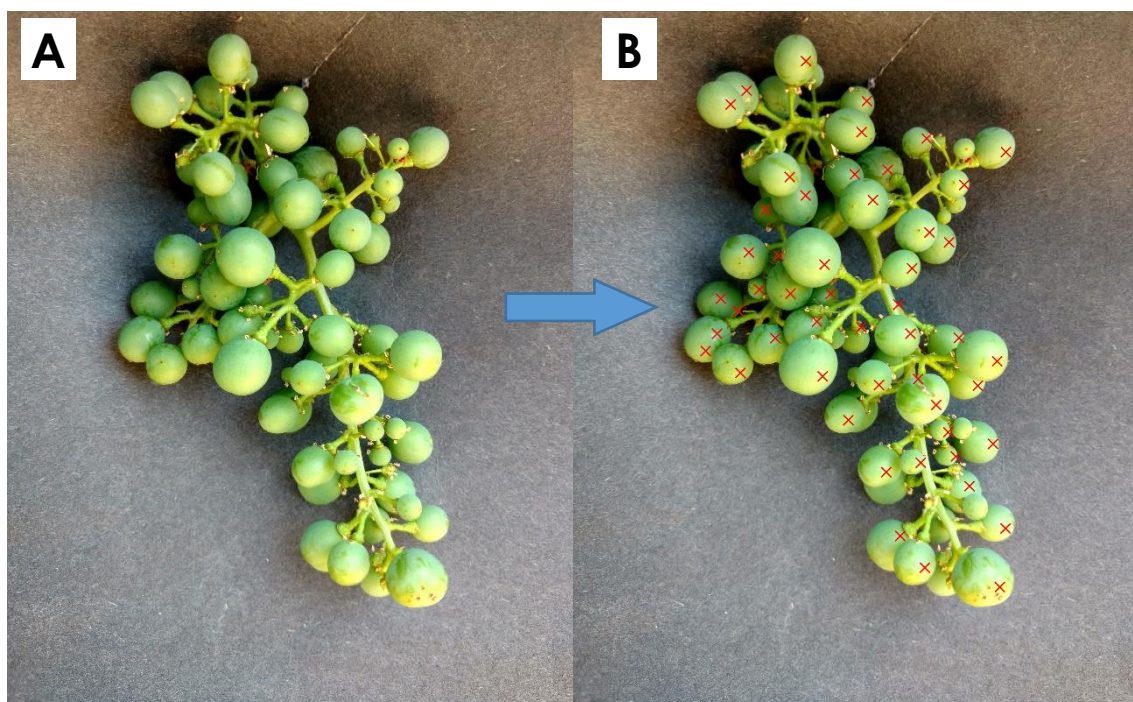


Figura 19. Imagen de un racimo de la variedad Malbec, perteneciente al clon 04, utilizada para la determinación del número de bayas en la variedad mediante visión artificial. Tomada en campo, situando una cartulina detrás para conseguir un fondo negro uniforme. (A) Imagen original y (B) bayas identificadas mediante el algoritmo marcadas automáticamente por el software con cruces rojas.

Merlot

En ambas estimaciones de la producción de uva realizadas en el viñedo comercial de la variedad Merlot se obtuvieron valores muy similares (Figura 20), superiores a la producción de uva final, como se puede observar que es la tendencia general.

En la Figura 21 se muestra uno de los racimos de Merlot procesados mediante visión artificial.

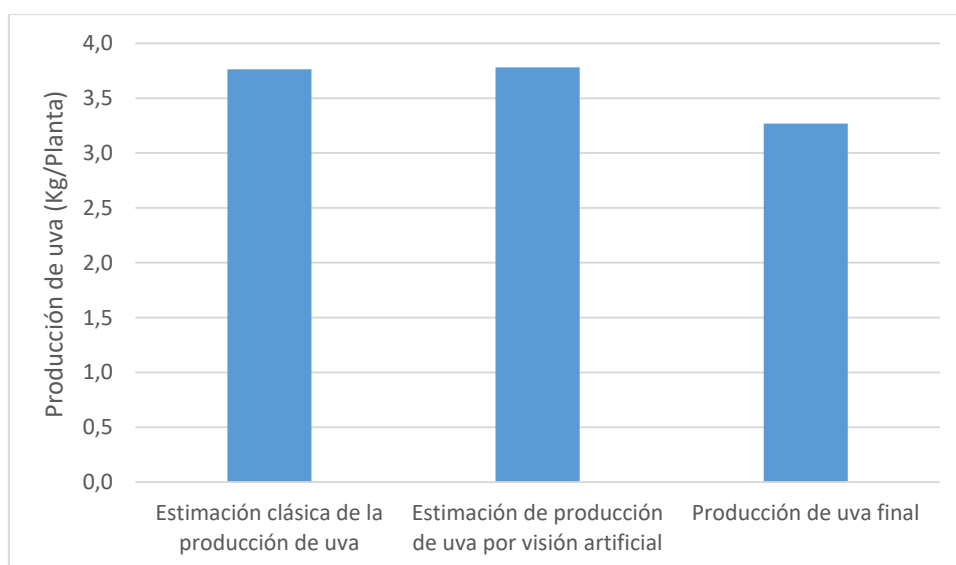


Figura 20. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Merlot (Oregón, EEUU).

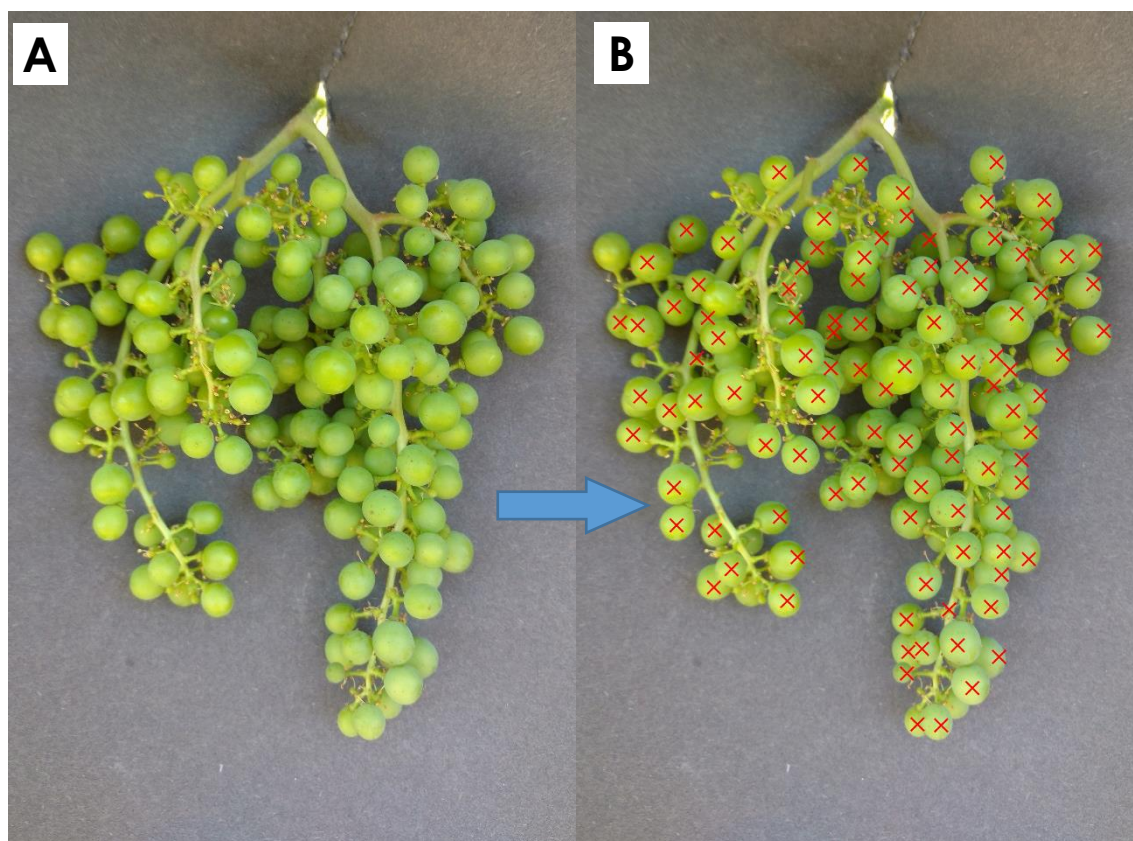


Figura 21. Imagen de un racimo de la variedad Merlot, utilizada para la determinación del número de bayas en la variedad mediante visión artificial. Tomada en campo, situando una cartulina detrás para conseguir un fondo negro uniforme. (A) Imagen original y (B) bayas identificadas mediante el algoritmo marcadas automáticamente por el software con cruces rojas.

Syrah

La estimación de la producción de uva a través del método de visión artificial (Figura 22), en Syrah es una de las variedades donde presenta una mayor diferencia con respecto a la producción de uva final, siendo la estimación clásica de la producción de uva es más cercana. Esto podría ser debido a varios factores, además del hecho de haber realizado aclareos tras la adquisición de imágenes como ya se ha comentado: por un lado el hecho de la uva se vendimió con casi 27° Brix, donde la deshidratación de la uva puede ser un factor determinante en el método de visión artificial, no siendo así en el método clásico por realizar una estimación del peso de los racimos días antes de la vendimia; y por otro lado la forma semi-elíptica característica de las bayas esta variedad (Figura 23), que ha podido suponer una ligera desviación a la hora del conteo de bayas mediante visión artificial.

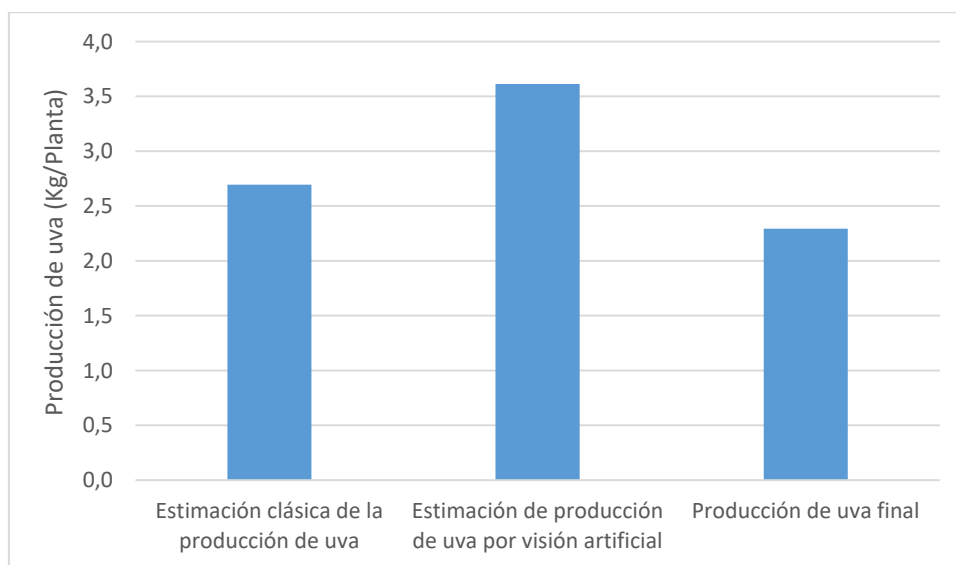


Figura 22. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Syrah (Oregón, EEUU).

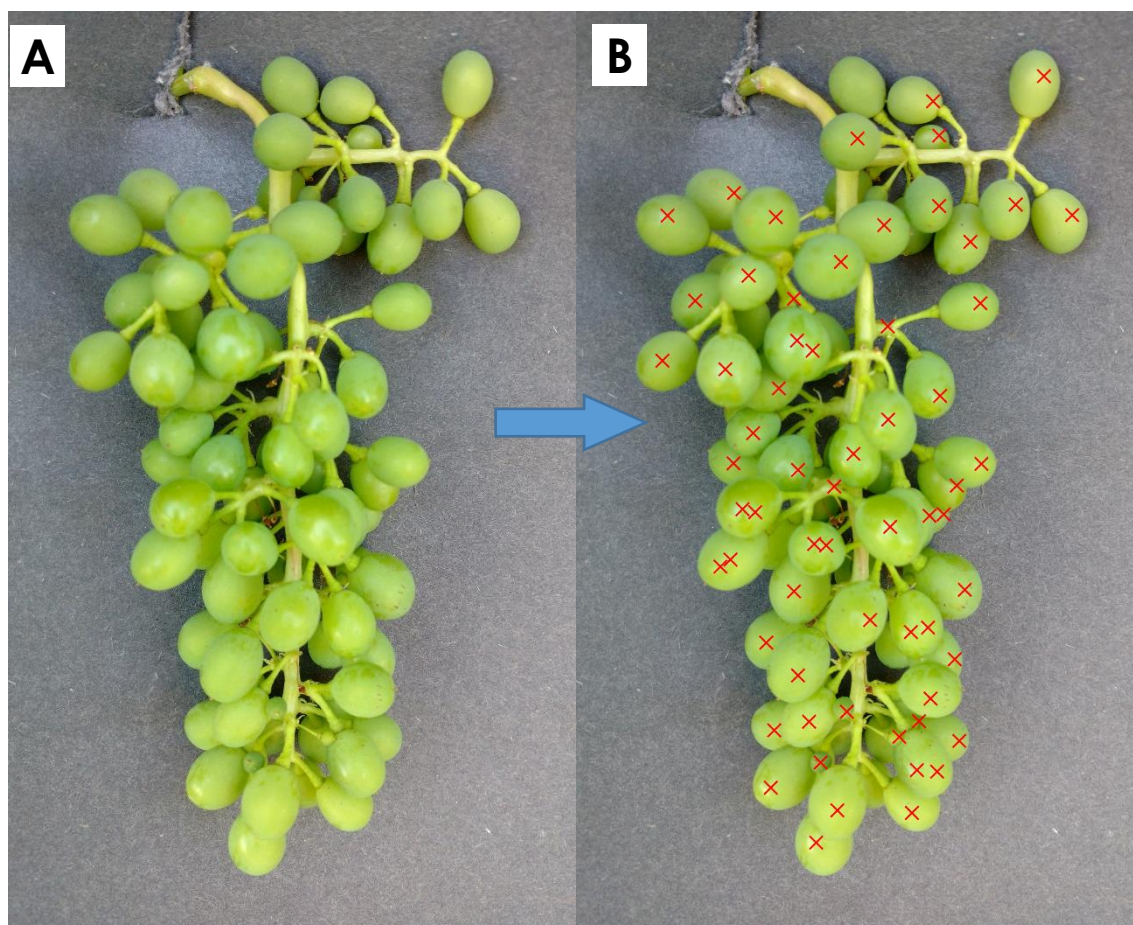


Figura 23. Imagen de un racimo de la variedad Syrah, utilizada para la determinación del número de bayas en la variedad mediante visión artificial. Tomada en campo, situando una cartulina detrás para conseguir un fondo negro uniforme. (A) Imagen original y (B) bayas identificadas mediante el algoritmo marcadas automáticamente por el software con cruces rojas.

Tempranillo

Los viñedos comerciales de Tempranillo suponen la máxima desviación de la estimación de la producción de uva por visión artificial con respecto a la producción final de uva (Figura 24 y Figura 25). Y es que además del aclareo de racimos ya mencionado, la afección por millerandage dio lugar a que el método de visión artificial contase cada una de las bayas sin diferenciar afectadas o no (Figura 26), como es de esperar, pero al aplicar un peso por baya que fue estimado obviando bayas afectadas, estima un peso de racimo mayor al verdadero.

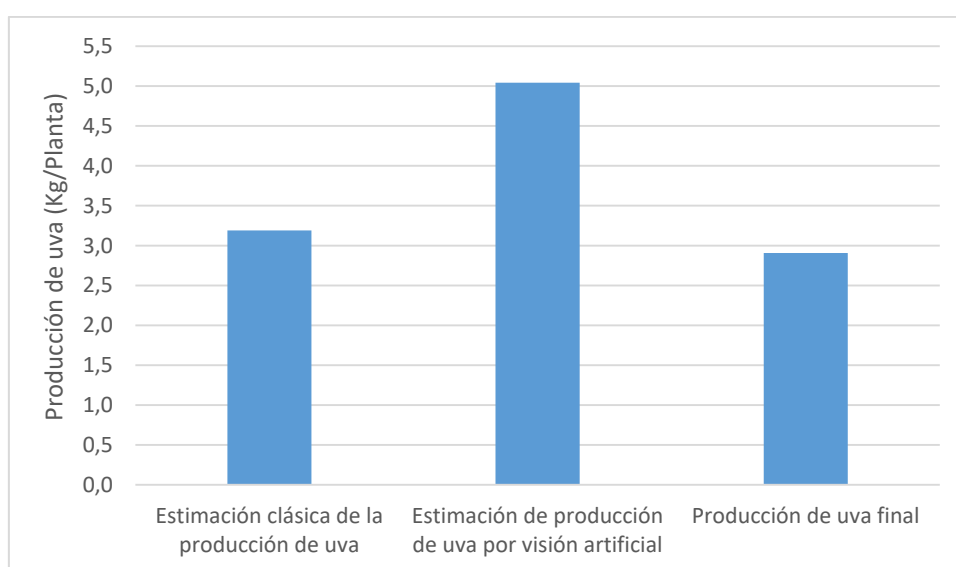


Figura 24. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Tempranillo, clon 01 (Oregón, EEUU).

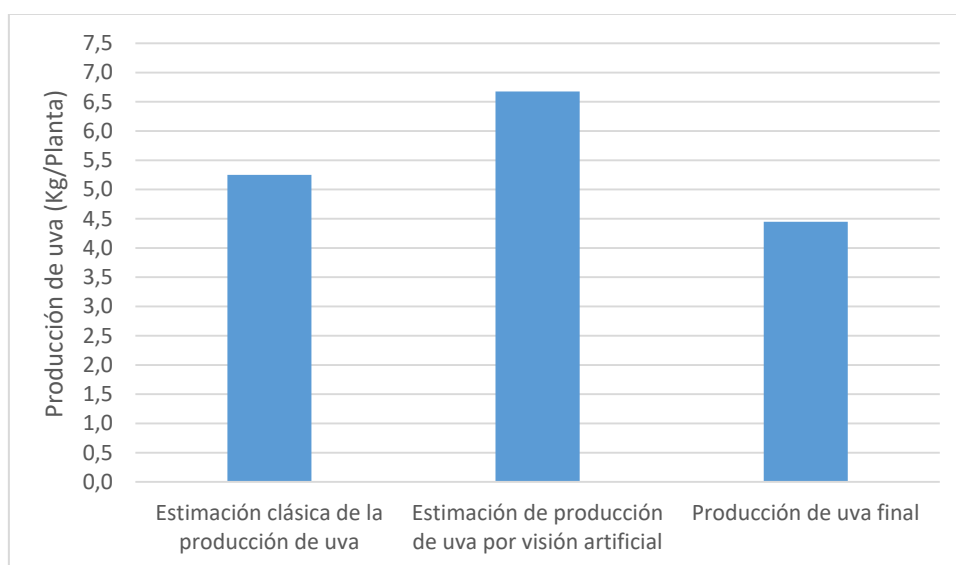


Figura 25. Comparación de la estimación de la producción de uva por el método clásico y por visión artificial en un viñedo de la variedad Tempranillo, clon 12 (Oregón, EEUU).

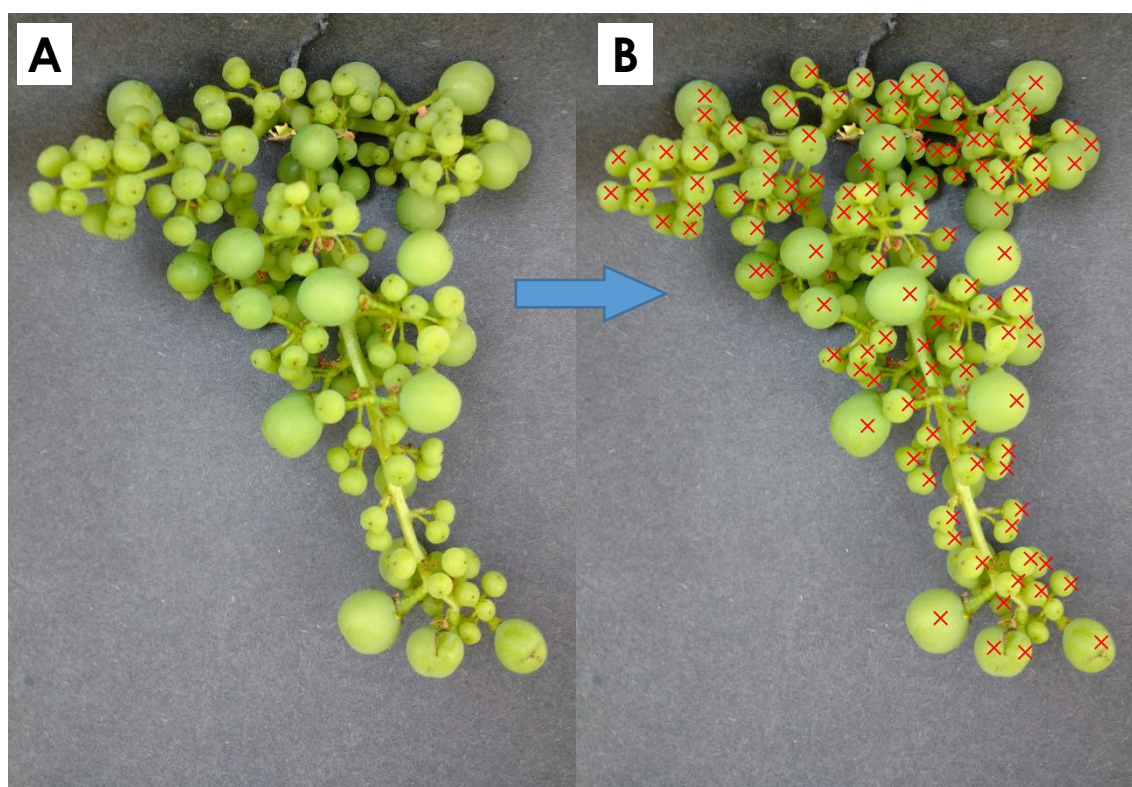


Figura 26. Imagen de un racimo de la variedad Tempranillo, perteneciente al clon 01 y con afección por millerandage, utilizada para la determinación del número de bayas en la variedad mediante visión artificial. Tomada en campo, situando una cartulina detrás para conseguir un fondo negro uniforme. (A) Imagen original y (B) bayas identificadas mediante el algoritmo marcadas automáticamente por el software con cruces rojas.

5. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos del presente Trabajo de Fin de Grado han permitido llegar a las siguientes conclusiones:

Este método de visión artificial permitió obtener el número de bayas por racimo de forma fiable.

A través del nuevo método de estimación se obtuvieron los componentes del racimo: número de bayas obtenido y el peso de la baya, además de su variación.

Este método permitió una estimación del rendimiento del viñedo en condiciones de campo de una forma fiable. La utilización de un peso por baya correcto fue importante en la precisión de esta determinación.

El nuevo método se ha comportado de manera aceptable en diferentes viñedos y variedades.

El nuevo método de estimación supuso una ventaja frente al método clásico al ser un método no destructivo.

Además aportó una mayor cantidad de datos del rendimiento del viñedo en condiciones de campo y con una mayor anticipación en comparación con los métodos clásicos.

Este es un método nuevo y alternativo para industria vitivinícola de la estimación de la producción por planta y por hectárea.

Además este método puede dar paso a la automatización, reduciendo al mínimo el esfuerzo humano y ampliando al máximo la cantidad de datos obtenidos.

6. BIBLIOGRAFÍA

- Aquino, A., Diago, M. P., Millán, B., & Tardáguila, J. (2017). A new methodology for estimating the grapevine berry number per cluster using image analysis. *Biosystems Engineering* 156, 80-95.
- Ballard, D., & Brown, C. (1982). *Computer vision*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Blanco, J. (2014). Aclareo mecánico en viticultura: efectos sobre los componentes de la producción y la composición de la uva y el vino. *Tesis doctoral, Universidad de la Rioja*.
- Cubero, S., Aleixos, N., Moltó, E., Gómez-Sanchís, J., & Blasco, J. (2011). Advances in machine vision applications for automatic inspection and quality evaluation of fruits and vegetables. *Food and Bioprocess Technology* 117, 62-72.
- Cubero, S., Diago, M. P., Blasco, J., Tardáguila, J., Millán, B., & Aleixos, N. (2014). A new method for pedicel/peduncle detection and size assessment of grapevine berries and other fruits by image analysis. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 94 (10), 1981-1987.
- Jones, H., & Vaughan, R. (2010). *Remote sensing of vegetation: principles, techniques, and applications*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Martínez de Toda, F. (2011). *Claves de la viticultura de calidad*. Madrid: Ediciones Mundi-Prensa.
- Millán, B. (2017). Applications of computer vision techniques in precision viticulture. *Tesis doctoral, Universidad de la Rioja*.
- Millán, B., Aquino, A., Diago, M. P., & Tardáguila, J. (2017). Image analysis-based modelling for flower number estimation in grapevine. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 97 (3), 784-792.
- Nuske, S., Achar, S., Bates, T., Narasimhan, S., & Singh, S. (2011). Yield estimation in vineyards by visual grape detection. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2352-2358.
- Nuske, S., Wilshusen, K., Achar, S., Yoder, L., Narasimhan, S., & Singh, S. (2014). Automated Visual Yield Estimation in Vineyards. *Journal of field robotics* 31 (5), 837-860.

- Pita Sors, J. (1991). Estudio de la dotación floral de las inflorescencias en la vinífera Albariño. Porcentaje de cuajado. Evolución de los tamaños del grano durante el ciclo vegetativo. Influencia del número de semillas sobre el peso del mismo. *XIII Jornadas de viticultura y enología de Tierra de Barros* , 243-254.
- Sáiz-Rubio, V., & Rovira-Más, F. (2012). Dynamic segmentation to estimate vine vigor from ground images. *Spanish Journal of Agricultural Research* 10 (3), 596-604.
- Smart, R., & Robinson, M. (1991). *Sunlight into wine; A handbook for winegrape canopy management*. South Australia: Winetitles of Adelaide.
- Szeliski, R. (2011). *Computer Vision: Algorithms and Applications*. New York: Springer-Verlag London.
- Tardáguila, J., Martínez de Toda, F., Poni, S., & Diago, M. P. (2010). Impact of early leaf removal on yield and fruit and wine composition of *Vitis vinifera* L. Graciano and Carignan. Effects of Timing of Manual and Mechanical Early Defoliation on the Aroma of *Vitis vinifera* (L.) Tempranillo Wine. *American Journal of Enology and Viticulture* 61, 372-381.